

孙建宇, 郭继富, 代永强. 基于聚类网络的云杉林单木分割算法[J]. 智能计算机与应用, 2025, 15(11): 185-190. DOI: 10.20169/j. issn. 2095-2163. 251130

基于聚类网络的云杉林单木分割算法

孙建宇, 郭继富, 代永强

(甘肃农业大学 信息科学技术学院, 兰州 730070)

摘要: 单木分割为了解森林生态系统的动态变化、资源管理以及生物多样性评估提供关键信息, 激光雷达点云技术为研究单木分割提供了高分辨率的三维数据支持。然而, 现有研究多集中在地势平坦的森林环境中, 对于地形复杂、地势陡峭的森林区域, 尚缺乏系统性的探索与解决方案。针对地势陡峭的森林研究单木分割问题, 提出基于聚类网络的云杉林单木分割算法。选择甘肃省甘南藏族自治州作为研究区域, 对其云杉林进行了单木分割, 实验结果表明, 采用聚类网络算法进行单木分割时, 调和值 F 分别达到了 0.71 和 0.60, 而采用 K 均值聚类算法进行单木分割时, 调和值 F 仅分别为 0.35 和 0.32。

关键词: 聚类网络; K 均值聚类算法; 单木分割; 调和值 F

中图分类号: S758.1

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2025)11-0185-06

Single tree segmentation algorithm of spruce forest based on clustering network

SUN Jianyu, GUO Jifu, DAI Yongqiang

(College of Information Science and Technology, Gansu Agricultural University, Lanzhou 730070, China)

Abstract: Single tree segmentation provides key information for understanding the dynamics of forest ecosystems, resource management, and biodiversity assessment. LiDAR point cloud technology provides high-resolution 3D data support for the study of single tree segmentation. However, most of the existing research focuses on the flat forest environment, and there is still a lack of systematic exploration and solutions for forest areas with complex terrain and steep terrain. In this paper, a single tree segmentation algorithm based on clustering network is proposed for the study of single tree segmentation in steep forests. The results show that when the clustering network algorithm is used for single tree segmentation, the harmonic values F reach 0.71 and 0.60, respectively, while the harmonic values F are only 0.35 and 0.32, respectively.

Key words: clustering networks; K-means clustering algorithm; single tree splitting; harmonic value F

0 引言

森林作为最大的陆地生态系统, 是地球重要资源之一, 为人类的生存和发展提供木材原料和野生食材等物质基础, 森林植被还可以固碳释氧、净化空气、防风固沙、保持水土、涵养水源、调节气候、保护生物多样性, 为人类提供健康可靠的生存环境, 所以森林对于人类而言有着巨大的经济效益和生态效益^[1]。精准掌握森林资源的分布及其动态演变, 能够为森林经营管理提供可靠的数据基础。森林资源调查是林业部门的重要工作, 而单木分割是森林资源调查中提取单木参数的前提。传统的单木分割算

法难以处理较大区域的数据; 而利用高分辨率遥感手段提取单木信息可以提高森林调查效率, 且能够在较高精度下保证单木信息的空间完整性和时间一致性^[2]。

机载激光雷达技术不仅具有全天候观测、数据生成周期短、受天气条件影响小、测量过程中自动化程度高等优势, 还在数据采集过程中节省了大量人力、财力, 而且还避免了人工测量时有可能面临的危险区域作业。迄今为止, 凭借出色的数据采集优势和效果, 机载激光雷达技术目前已经在生产生活的多个领域得到广泛应用, 如地形测绘、环境监测、灾害调查和三维城市建模等^[3]。

基金项目: 国家自然科学基金(42361060); 甘肃省高校创新基金(2022B-107); 甘肃省优秀研究生“创新之星”项目(2023CXZX-689)。

作者简介: 孙建宇(1997—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 数据挖掘研究。

通信作者: 郭继富(1985—), 男, 博士, 工程师, 主要研究方向: 遥感大数据应用。Email: guojf@gsau.edu.cn。

收稿日期: 2024-03-11

哈尔滨工业大学主办 ◆ 科技创新与应用

森林中的每棵树木都是构成整个生态系统的基本单元,准确获取单木的空间结构信息对于深入理解林分因子及其变化具有重要意义。单木分割作为一种从海量激光雷达点云数据中提取树木信息的方法,对于利用机载激光雷达技术进行林分因子分析至关重要,因此,提高单木分割算法的准确性和效率已成为林业雷达领域中的研究热点之一,目前,激光雷达点云单木分割算法多是以归一化点云数据或激光点云生成的栅格模型为基础进行的。基于归一化点云数据算法通过分析点云之间的空间结构信息进行聚类,直接进行单木分割,能够充分利用激光点云固有的三维结构信息,避免点云插值生成冠层高度模型 (Canopy Height Model, CHM) 过程中的误差^[4]。基于冠层高度模型算法的优势在于能够减弱采样异质性对森林树冠估计精度的影响,表示冠层上部轮廓的冠层高度模型或数字表面模型栅格数据,将其中的局部最大值识别为树顶来分割单木^[5]。

由于树冠可能是极其不规则的,而且往往是严重相交的天然林,传统的单木分割方法对单株树冠进行精确分割的结果仍有待改进。基于深度学习的方法已经成为传统机器学习方法的一个新兴领域,广泛应用于图像分类、目标检测和定位等方面。目前,基于深度学习的三维点云识别方法主要可分为基于特征、多视图和基于体素化 3 种^[6]。基于特征的方法通过提取点云的特征描述符,并利用全连接网络进行分类,但其性能受所选特征表示能力限制;多视图方法则采用投影策略将三维点云转换为多个二维图像,使用二维卷积进行分类,尽管在分类任务中表现良好,但容易丢失原始点云的位置信息;基于体素化的方法则将三维点云转换为体素网格,利用三维卷积神经网络进行分类,能有效保留点云的原始空间信息,有利于精细处理和准确的目标描绘。选择合适的方法时,需要综合考虑其在具体任务中的性能表现以及对应的需求,以达到最佳的识别效果^[7]。

现有的单木分割方法对地势陡峭森林的研究较少,传统的分割方法在处理地形复杂的森林环境面临诸多挑战,包括边缘模糊、错漏分割等问题,影响分析结果的准确性和可靠性,而且激光雷达采集的森林点云数据使用 K-means 算法进行单木识别时,存在单木识别精度低,对于株树密度大的森林场景容易产生过聚类的问题^[8-9]。本文选择地势陡峭的森林作为研究对象,提出基于聚类网络的云杉林单木分割算法,实现了对地形陡峭的森林中单木的有

效分割,显著提高了对云杉林单木的识别精度。

1 数据与研究区

1.1 研究区概况

甘肃洮河国家级自然保护区 (以下简称保护区) 位于甘肃省南部,横跨甘南藏族自治州的卓尼、临潭、迭部、碌曲和合作五县 (市),地处洮河南岸的迭山北坡,地理位置介于东经 102°46′02″至 103°44′40″,北纬 34°10′07″至 34°42′05″之间。保护区的地理环境优越,具备保护生态环境和珍稀野生动植物的良好基础条件^[10]。这片地区不仅拥有丰富的自然资源,还是多种珍稀物种的重要栖息地,其特殊的地理位置和气候条件为各类生物提供了适宜的生存和繁衍环境。同时,保护区内的生态系统完整性较高,原始生态环境得到了有效保护,为生物多样性的保护和可持续利用提供了重要保障。研究区位置如图 1 所示,图片源于自然资源部标准地图服务网站 (审图号为 GS(2019)1822)。

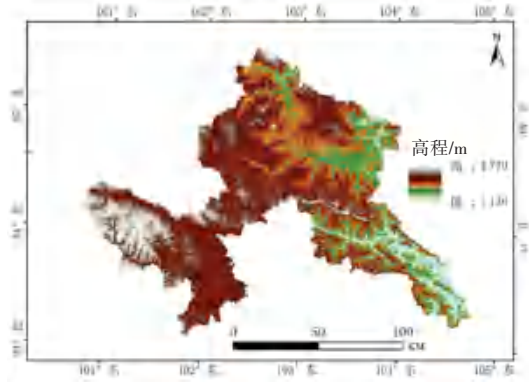


图 1 研究区位置示意图

Fig. 1 Schematic diagram of study area location

1.2 研究数据

本文的实验数据采集于 2023 年 6 月 18 日至 6 月 20 日,在甘肃省甘南藏族自治州卓尼县洮河保护区进行。在保护区内,选择了地形陡峭的人工云杉林和天然云杉林两个样地,面积均为 20m×40m,郁闭度分别为 0.67 和 0.71。采用大疆 M300RTK 无人机作为数据采集平台,搭载禅思 L1 激光雷达平台,设计了“S”型航线飞行路径对森林区域进行扫描,获取的点云数据以 LAS 格式保存。同时,采用中海达实时动态差分定位技术对两个样地进行了角标定位,并进行了人工实地勘测,记录了样地中的树木株数以及每棵树木的根部位置坐标、胸径、树高、冠幅等参数。机载激光雷达的相关参数见表 1。森林样地信息见表 2。

表 1 机载激光雷达相关参数

| Table 1 Airborne Lidar related parameters | |
|---|--------|
| 参数名称 | 数值 |
| 航高 | 150 m |
| 航速 | 15 m/s |
| 主航线角度 | 184° |
| 旁向重叠率 | 69% |

表 2 森林样地信息

| Table 2 Forest plot information | | | | |
|---------------------------------|------|---------|--------|--------|
| | 单木/棵 | 平均胸径/cm | 平均树高/m | 平均冠幅/m |
| 人工林 | 160 | 12.8 | 9.0 | 3.3 |
| 天然林 | 49 | 17.3 | 10.2 | 4.5 |

1.3 数据预处理

1) 点云去噪

由于激光雷达技术受到各种因素的影响,导致采集的点云数据常常带有噪声。为了应对这一问题,本文采用了一种基于统计学的噪声去除方法,通过分析每个点周围的相邻点,计算相邻点之间的平均距离,并根据计算出的中值和标准差设定阈值。如果某个点的平均距离超过了阈值(即中值加上标准差的倍数),则将其识别为噪声点并将其移除^[11]。本文成功地对点云数据进行了有效的去噪处理,去噪前后的样地点云数据对比如图 2 所示。

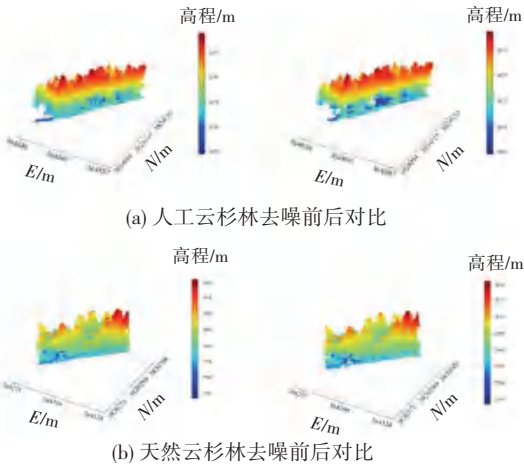


图 2 样地点云数据去噪前后对比图

Fig. 2 Comparison of cloud data before and after denoising at sample sites

2) 地面点分类

为了有效地分离点云数据中的地面和非地面数据,采用了基于 K 维树算法的地面点分类方法。首先,找到点云数据中高度最低的点,并将其作为地面点的参考点,以该参考点为中心建立 KD 树,并根据

点的高度将点云数据分为两类,即参考点下方的点和参考点上方的点,参考点下方的点,将其标记为地面点,参考点上方的点,则标记为非地面点;其次,以标记为非地面点的点为中心,建立新的 KD 树,重复上述步骤,直到所有点都被分类为地面点或非地面点,在这个过程中设定一个高度阈值 threshold,用于判断点云数据中的点是否位于地面上方^[12]。

3) 点云归一化

在森林生态系统中,地形起伏对实验结果可能产生显著影响,因此有必要对点云数据进行归一化处理,将来自不同数据源的点云数据转换为具有统一的坐标系和尺度,以便于后续的分析 and 处理。这个过程可以通过计算每个三维森林点云数据中点的高程(Z 值)与该点对应位置的数字高程模型数值的差来实现,消除地形起伏对点云数据的影响,使所有树木底部位于地面上的点具有相同的高度值,这种方法能够有效地消除由于设备或环境差异引起的高程偏差,从而提高点云数据的准确性和可信度^[13]。

4) 点云抽样

密度偏差抽样(Density-Based Sampling)是一种用于处理点云数据的采样方法,旨在更好地捕捉点云中的密度变化。首先,通过计算每个点的密度,以点数量为依据生成对应的密度数组;其次,利用这些密度值构建每个点被抽样的概率分布,概率与密度成正比,从而倾向于选择密度较大的区域,获取抽样后的森林样地点云数据^[14]。预处理后的人工云杉林样地和天然云杉林样地点云数据如图 3 所示。

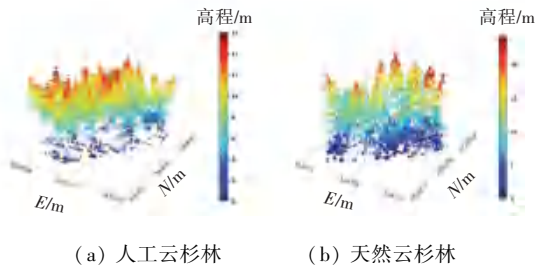


图 3 预处理后的样地点云数据示意图

Fig. 3 Schematic diagram of sample site cloud data after pretreatment

5) 创建标签

应用深度学习网络模型处理点云数据时,对点云训练集进行数据标注是至关重要的。由于点云数据集中心点云数量庞大,人工标注费时费力且难度较大,因此本文通过设定规则来实现自动标注。首先,将地面实测树木的二维坐标值映射到 x、y 轴上,每个二维坐标点代表一棵树木的根部位置;其次,以样

地树木的平均冠幅为半径,在 xy 平面上绘制圆形区域;最后,将点云数据集中所有点云的 xy 值映射到这个三维平面上,点云落在哪个圆内,就被标注为属于哪棵树木。通过这种自动标注方法,能够有效地处理大规模的点云数据集,节省了人力和时间成本^[15]。

6) 训练集和测试集

按照 2 : 8 的比例将人工云杉林点云和天然云杉林点云分割为训练集和测试集,这样的划分旨在确保训练集能够充分涵盖点云特征,以提高模型的泛化能力,测试集足以对模型进行全面的评估和验证。人工云杉林训练集包含 135 棵树的点云数据,测试集包含 25 棵树的点云数据;天然云杉林训练集包含 40 棵树的点云数据,测试集包含 8 棵树的点云数据。

2 单木分割算法

在数据预处理阶段,对样地雷达点云数据进行了一系列操作,包括去噪、分离地面点、点云归一化、创建训练集标签以及密度偏差抽样等,以获取经过预处理的归一化样地点云数据;在单木分割阶段,分别针对人工云杉林样地和天然云杉林样地,采用了 K 均值算法和聚类网络算法进行单木分割操作;在精度验证阶段,通过使用样地树木坐标对 K 均值算法和聚类网络算法的单木分割结果进行评估,验证了单木分割算法的准确性和可靠性。

2.1 K 均值算法

K 均值算法是一种常用的聚类算法,将数据集样本分成 k 个簇,使得同一簇内的样本相似度高,而不同簇之间的样本相似度较低^[16]。首先,随机选择 k 个初始质心即簇的中心点,将每个样本分配到与其最近的质心所在的簇中;其次,更新每个簇的质心为其所有样本的平均值,重复这个过程直到质心不再改变或达到预定的迭代次数。最终得到 k 个簇,每个簇内的样本与该簇的质心最近,而不同簇之间的样本相距较远,实现样本的聚类分析^[17]。

在 K 均值算法中 k 值代表了聚类簇的数量。为了确定最佳的 k 值,可以利用轮廓系数进行聚类分析。轮廓系数是一项用于评估聚类质量的指标,综合了簇内距离和簇间距离的差异性,取值范围在 $[-1, 1]$ 之间,接近 1 的轮廓系数表示数据点与其所属簇内的其他数据点相似度高;接近 0 表示数据点在其所属簇内的紧密度与其他簇的分离度大致相等;而接近 -1 则表示数据点可能被错误地分配到了簇中。轮廓系数的计算方法如下:

$$s_i = (b_i - a_i) / \max(a_i, b_i) \quad (1)$$

针对每个数据点 i ,首先计算其与同簇内其他数据点的平均距离 a_i 以及与最近簇内其他数据点的平均距离 b_i ;根据这些距离计算每个数据点 i 的轮廓系数;最后,将所有数据点的轮廓系数的平均值作为聚类结果的轮廓系数。

在森林样地中,首先根据森林样地的面积预测确定 k 值的取值范围;针对每个可能的 k 值,计算每一个 k 值对应的轮廓系数;最后,从这些计算得到的轮廓系数中选取最接近于 1 的值所对应的 k 值,作为 K 均值算法中的 k 值,用于进行单木分割^[18]。

2.2 聚类网络算法

PointNet 是一种深度学习模型,其独特之处在于能够直接处理点云数据,无需经过传统的网格化处理步骤。模型的核心思想是将点云视为一个无序的点集合,通过输入变换来确保网络对点的排列顺序不敏感。PointNet 在处理三维形状数据方面取得了显著的进展,被广泛应用于计算机视觉和图形学领域^[19]。

PointNet 网络中有特征提取层和分割层,特征提取层由 4 个卷积层组成,每个卷积层后面都有 ReLU 激活函数。在特征提取层的初始化过程中,定义了 4 个一维卷积层,这些卷积层的参数被设置为接受输入的通道数和输出的通道数,并且每个卷积层的核大小都是 1,这意味着这些卷积层在每个点的维度上进行操作。在特征提取层中,每个一维卷积层都接收输入数据,并将其通过卷积核的滑动操作转换为新的特征表示。对于每个输入的点云数据,卷积核会在其周围进行滑动计算,并产生输出特征,这些特征表示将输入的点云数据转换为更高维度的表示,以便更好地捕获其内在特征。在每个卷积操作后面,都应用了 ReLU 激活函数,这个非线性函数对卷积操作的输出进行逐元素的激活,将负值置 0,以引入非线性,增强模型的表达能力,有助于提高模型对复杂数据模式的学习能力。通过一系列的卷积和激活操作,特征提取层将输入的点云数据转换为具有更高级别和抽象性的特征表示,这些特征表示包含了输入数据的局部和全局特征信息,为后续的语义分割任务提供了重要的基础^[20]。特征提取层的设计旨在从点云数据中提取最具信息量的特征,以便模型能够更好地理解 and 处理输入数据,在 PointNet 语义分割模型中起着至关重要的作用,通过一系列的卷积操作和非线性激活函数,将输入的点云数据转换为具有丰富表达能力的特征表示,为

模型提供了基础的特征信息,以支持后续的语义分割任务。

分割层是 PointNet 语义分割模型的另一个重要组件,主要功能是将经过特征提取层提取的特征表示映射到类别标签,完成对点云数据的语义分割任务,分割层通过一个一维卷积层实现。在初始化过程中,该卷积层的参数被设置为接收来自特征提取层的输入通道数和输出的类别数量,目的是为了将特征表示映射到每个点的语义类别标签。分割层的一维卷积操作负责将特征表示映射到类别标签,通过滑动卷积核在特征表示上进行操作,并生成每个点的类别预测结果,这些预测结果表示每个点被分类到各个语义类别的概率分布。通过一维卷积操作后,分割层的输出是每个点被分配到各个语义类别的概率分布。对于每个点,分割层输出的是一个向量,其长度等于类别数量,每个元素表示该点属于对应类别的概率。在训练过程中,分割层的输出与真实的类别标签进行比较,计算损失值以便反向传播更新模型参数。在单木分割任务中,使用了交叉熵损失函数来衡量模型输出的概率分布与真实标签之间的差异^[21]。

将若干训练集输入到网络模型中进行训练,网络模型能够逐步学习和优化,从而提高对点云数据的处理能力;将测试集输入到网络模型中进行测试,以评估模型的性能和准确性。然而,由于点云数据量较大,为了提高处理效率,在 PointNet 网络中引入了 K 均值算法,即 PointNet 网络对测试集中的类别做出预测,并以预测的类别数作为 K 均值算法的初始聚类中心,K 均值算法便可以根据网络的预测结果,更加合理地进行聚类分析,提高了整体处理效率。

另外,为了减少树木点云分层现象对算法性能的影响,在选择 K-means 算法的初始聚类中心时,仅选择高程值大于给定阈值的点云作为 K 均值算法的初始聚类中心,有助于确保选取的初始聚类中心更加集中于树木的主干部分,避免了地形起伏造成的点云分层现象对聚类结果的干扰,能够更加有效地处理大规模的点云数据,提高单木分割的准确性和效率。

3 结果和分析

针对人工云杉林样地和天然云杉林样地,采用单木分割算法实现森林单木分割。首先,将样地树木的坐标位置以标记点的方式在点云可视化图中显示出来,确保清晰了解森林样地的树木分布情况,如图 4

所示。将样地树木坐标位置点与算法单木分割结果中的每一簇进行匹配,以确定每个点所属的簇,从而实现森林单木分割的验证。人工云杉林样地和天然云杉林样地单木分割效果分别如图 5 和图 6 所示。

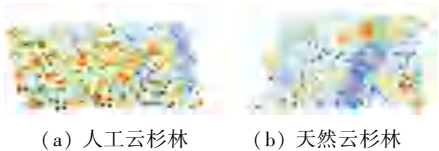


图 4 森林样地树木坐标位置图

Fig. 4 Forest plot tree coordinate location map

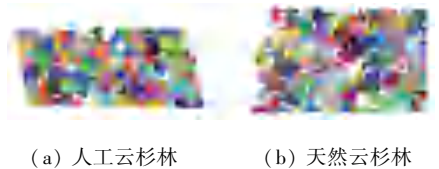


图 5 K-means 算法单木分割效果

Fig. 5 K-means algorithm single wood segmentation effect

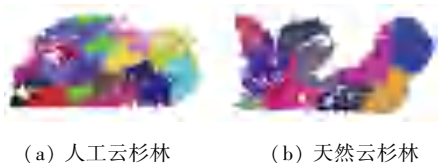


图 6 KD-PointNet 网络模型单木分割效果

Fig. 6 KD-PointNet network model single wood segmentation effect

本文单木分割评价指标包括单木查准率 P 、单木查全率 R 和调和值 F , 公式如下:

$$P = TP / (TP + FP) \tag{2}$$

$$R = TP / (TP + FN) \tag{3}$$

$$F = 2P \times R / (P + R) \tag{4}$$

其中,TP 代表分割正确的单木数量;FP 代表分割错误的单木数量;FN 代表遗漏分割的单木数量。

在人工云杉林样地中,使用 K 均值算法进行单木分割,分割得到的单木数为 192 棵,使用 K 均值算法,共分割出 23 棵树木。而在天然云杉林样地中,同样采用 K 均值算法进行分割时,分割得到的单木数为 150 棵,而应用聚类网络算法进行单木分割,共分割出 12 棵树木。K 均值算法和聚类网络算法的单木分割精度评估分别见表 3 和表 4。

表 3 K 均值算法单木分割精度评估

Table 3 Evaluation of the accuracy of single tree segmentation of the K-means algorithm

| 杉林类型 | TP | FP | FN | P | R | F |
|-------|----|-----|----|------|------|------|
| 人工云杉林 | 62 | 130 | 98 | 0.32 | 0.39 | 0.35 |
| 天然云杉林 | 32 | 118 | 17 | 0.21 | 0.65 | 0.32 |

表 4 聚类网络算法单木分割精度评估

Table 4 Evaluation of single wood segmentation accuracy of KD-PointNet network model

| 杉林类型 | TP | FP | FN | <i>P</i> | <i>R</i> | <i>F</i> |
|-------|----|----|----|----------|----------|----------|
| 人工云杉林 | 17 | 6 | 8 | 0.74 | 0.68 | 0.71 |
| 天然云杉林 | 6 | 6 | 2 | 0.50 | 0.75 | 0.60 |

表 3 和表 4 的对比结果表明,聚类网络算法表现出更高的单木分割精度,相较于 K 均值算法更为突出。聚类网络算法能够有效地处理点云数据,从中学习到丰富的空间特征,从而为森林单木分割任务提供了可靠的基础;聚类网络算法结合了 PointNet 网络和数字表面模型的优势,通过充分利用点云的空间特征以及树木的高度特征,能够合理选择聚类数量,从而显著提升了单木分割的精度。

4 结束语

本文的聚类网络算法和 K 均值算法的单木分割精度均较低,主要是因为文中实验数据由实地采集,且研究区地势陡峭,采集到的点云数据与森林公开数据集的差异性很大。尽管实验样地的森林郁闭度不高,但树木之间冠层交错,树枝分叉较多,给数据采集和实验操作带来了一定的困难。

在下一步的研究中,应该考虑以针阔混交的天然林作为研究对象,对聚类网络算法进行进一步优化,以提高算法的适用性。此外,可以集成不同的分割算法或结合其他遥感手段来处理不同类型的森林样地单木点云数据,以期获得更准确的单木分割结果。

参考文献

[1] GRASSI G, HOUSE J, DENTENER F, et al. The key role of forests in meeting climate targets requires science for credible mitigation[J]. Nature Climate Change, 2017, 7(3): 220–226.

[2] 杨秋丽. 机载 LiDAR 单木分割方法对比及其影响因素分析[D]. 乌鲁木齐: 新疆大学, 2018.

[3] TEBALDINI S, D’ALESSANDRO M M, ULANDER L M H, et al. TomoSense: A unique 3D dataset over temperate forest combining

multi-frequency mono- and bi-static tomographic SAR with terrestrial, UAV and airborne lidar, and in-situ forest census[J]. Remote Sensing of Environment, 2023, 290: 113532.

[4] 晏娅萍, 岳彩荣, 田伟桦. 激光雷达单木提取方法对比[J/OL]. 桂林理工大学学报. (2024-01-29)[2024-03-05]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/45.1375.N.20240126.1713.002.html>.

[5] 杨军, 王帆, 宋仲禹. 基于背包激光雷达构建天然林蒙古栎胸径-树高模型[J]. 森林工程, 2023, 39(5): 57–64.

[6] 张翔, 刘洋, 玉山, 等. 基于无人机激光雷达和多光谱数据的森林树高提取方法研究[J]. 森林工程, 2023, 39(1): 29–36.

[7] 魏晓博, 李志强, 陈昭光, 等. 基于无人机激光雷达的不同种类红树林单木分割[J]. 科学技术与工程, 2024, 24(3): 963–969.

[8] ZAHID A, MAHMUD M S. LiDAR Sensing and Its Applications in Agriculture[M]. Encyclopedia of Digital Agricultural Technologies. Cham: Springer, 2023: 769–777.

[9] 刘浩然, 范伟伟, 徐永胜, 等. 基于无人机激光雷达点云数据的单木分割研究[J]. 中南林业科技大学学报, 2022, 42(1): 45–53.

[10] 龚芝凤. 洮河林区人工红杉林育苗造林技术[J]. 河南农业, 2023, 646(14): 48–50.

[11] 侯广哲, 秦贵和, 梁艳花. 基于下采样的自监督点云去噪方法[J]. 吉林大学学报(理学版), 2024, 62(1): 100–105.

[12] 王佳雯. 点云滤波算法及单木信息提取研究[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2023.

[13] LI Q, YAN Y, LI W. Coarse-to-fine segmentation of individual street trees from side-view point clouds[J]. Urban Forestry and Urban Greening, 2023, 89: 128097.

[14] 潘春燕, 张仁崇, 杨忠保. 密度偏差抽样在近邻传播聚类中的应用[J]. 商丘师范学院学报, 2022, 38(12): 4–8.

[15] ROBERTO F, ANDREA V, BACHISIO A, et al. Characterization of the canopy in mediterranean forest stands by terrestrial laser scanning[J]. Environmental Sciences Proceedings, 2022, 17(1): 78–78.

[16] 殷丽凤, 栗庆杰. 启发式 k-means 聚类算法的改进研究[J]. 大连交通大学学报, 2024, 45(2): 115–119.

[17] 程涵清, 张国梅, 彭可军. 加权 K-Means 与 DRSS 定位结合的 GNSS 干扰源定位方法[J]. 全球定位系统, 2024, 49(4): 113–120.

[18] 薛丁文, 李建中. 基于 KD 树的 K 均值聚类算法优化[J]. 智能计算机与应用, 2021, 11(11): 194–197.

[19] 穆莉莉, 单卓佳. 基于 PointNet 的三维点云部件分割的抗干扰研究[J]. 绥化学院学报, 2023, 43(8): 144–147.

[20] 倪斯雯, 林剑辉, 刘圣波, 等. 基于 TF-PointNet++ 的林木点云数据语义分割算法研究[J]. 南方农机, 2024, 55(19): 8–15.

[21] 陈健昌, 陈一铭, 刘正军. 激光点云深度学习的树种识别研究[J]. 遥感信息, 2022, 37(2): 105–111.